

学校编码: 10384

分类号_____密级_____

学号: 23320091152821

UDC _____

厦 门 大 学

硕 士 学 位 论 文

自适应字典压缩感知模型及其在 MRI 成像中的应用

Compressive Sensing Model Based on Adaptive Dictionary Learning and the Application for Magnetic Resonance Imaging

陈显波

指导教师姓名: 丁兴号 教授

专 业 名 称: 信号与信息处理

论文提交日期: 2012 年 月

论文答辩日期: 2012 年 月

学位授予日期: 2012 年 月

答辩委员会主席: _____

评 阅 人: _____

2012 年 5 月

厦门大学学位论文原创性声明

本人呈交的学位论文是本人在导师指导下,独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考其他个人或集体已经发表的研究成果,均在文中以适当方式明确标明,并符合法律规范和《厦门大学研究生学术活动规范(试行)》。

另外,该学位论文为()课题(组)的研究成果,获得()课题(组)经费或实验室的资助,在()实验室完成。(请在以上括号内填写课题或课题组负责人或实验室名称,未有此项声明内容的,可以不作特别声明。)

声明人(签名):

年 月 日

厦门大学学位论文著作权使用声明

本人同意厦门大学根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》等规定保留和使用此学位论文，并向主管部门或其指定机构送交学位论文（包括纸质版和电子版），允许学位论文进入厦门大学图书馆及其数据库被查阅、借阅。本人同意厦门大学将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索，将学位论文的标题和摘要汇编出版，采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文。

本学位论文属于：

（ ） 1. 经厦门大学保密委员会审查核定的保密学位论文，
于 年 月 日解密，解密后适用上述授权。

（ ） 2. 不保密，适用上述授权。

（请在以上相应括号内打“√”或填上相应内容。保密学位论文应是已经厦门大学保密委员会审定过的学位论文，未经厦门大学保密委员会审定的学位论文均为公开学位论文。此声明栏不填写的，默认为公开学位论文，均适用上述授权。）

声明人（签名）：

年 月

摘要

磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI) 作为医学影像的一个重要部分, 具有无辐射、多平面成像、扫描参数多、提供病理生理信息多、软组织对比分辨率高等优点, 已成为临床诊断和医学科研的一种十分重要的检测手段。然而由于成像设备本身及成像方式等多种因素的影响, 常规的 MR 成像时间较长, 这一点会影响诊疗效果; 另一方面被成像者的运动和其他生理性运动也会导致成像质量下降。MRI 的数据采集是顺序进行的, 其成像时间与采集的数据量之间成一定的比例关系。因而研究部分 K 空间数据(即仅采集部分数据)重建方法, 以保证成像质量的前提下提高 MRI 成像速度具有重要的理论与实际应用价值。

压缩传感(Compressive sensing, CS)理论是新近提出的一种非线性信号采样理论, 该理论指出可压缩信号可由远低于采样定理要求的数据量, 利用信号的稀疏性等先验知识通过非线性重建方法有效重建。该理论为部分 K 空间数据重建指明了方向。论文在 CS 理论框架下, 深入研究 MR 图像的稀疏先验知识, 提出一种综合多种先验知识的部分 K 空间数据重建方法。论文的主要研究内容与成果如下:

1. 针对现有基于优化的自适应字典学习方法难以自动确定稀疏度、噪声方差或重构残差等参数, 论文提出一种基于 spike-slab 稀疏先验的非参数贝叶斯自适应字典稀疏表示方法, 并将其应用于 MR 图像去噪领域。相关实验表明, 基于自适应字典稀疏表示方法的 MR 图像去噪算法可获得更优的去噪效果。另外, 该去噪方法可自适应确定信号噪声方差及信号的稀疏度, 这对于基于 CS 的部分 K 空间数据重建具有重要的意义。

2. 针对 MR 图像同时满足小波等解析字典稀疏和图像块自适应字典稀疏两种特性, 论文提出一种综合利用图像块稀疏和全局稀疏两种先验信息的部分 K 空间数据重建框架。在此框架下, 依据所用先验信息的不同分别给出三种重建模型:

- 1) 利用基于 Beta 过程的 Bayesian 稀疏表示模型对图像块的稀疏性进行建模, 并结合部分 K 空间数据实现图像重建(BPrec)。相比于其他基于块稀疏的重建方法, BPrec 模型具有同时实现局部块估计、稀疏字典学习、噪声估计等优点;

- 2) 利用广义高斯分布(GGD)对图像的小波变换系数建模, 并与 BPrec 相结

合, 构建 BPrec+Wavelet 混合重建模型, 以实现重建图像的小波域稀疏与图像块自适应字典域稀疏的双重约束。

3) 利用总体变差函数(TV)对图像整体的分片光滑性进行约束, 并将其与 BPrec 对图像块稀疏性的约束相结合, 构建 BPrec+TV 混合重建模型。

针对上述三种模型, 论文分别给出基于增强拉格朗日方法的优化算法, 该算法首先分别利用图像的先验约束得到初步的重建估计值, 其次结合部分 K 空间数据利用最小二乘方法对初步的重建估计值更新, 算法收敛时得到的估计值即为 MR 的最终重建图像。

大量实验表明论文所提的三种重建算法对不同的图像, 不同的采样率情况下都可以比经典的 CSMRI 方法的重建结果 PSNR 提高 5-10db。

关键词: 磁共振成像; 压缩传感; 全局稀疏先验; 块稀疏先验; Beta 过程; Bayesian 稀疏表示; 广义高斯分布

Abstract

As an important part of Medical Imaging, Magnetic resonance imaging (MRI) has become a very important medical test, because of its non-radiation, multiplan imaging, scanning many parameters to provide path physiological information and more advantages of soft-tissue contrast resolution, clinical and scientific research. However, due to many factors of imaging device and imaging modalities, conventional MR imaging suffers slow imaging speed and this influences the clinical results, on the other hand, patients' movement and other physiological movement greatly influence image quality. MRI data acquisition is carried out in sequence, and there is proportional relationship between the imaging time and the amount of data collected, therefore, it has important theoretical and practical value to study partial K-space data reconstruction method in order to ensure the premise of improving the imaging quality of MRI imaging speed.

Compressed sensing (CS) is a new nonlinear signal sampling theory, and this theory denote that compressible signal can be reconstructed under less data than that required by sampling theory, when taking advantage of sparse prior and nonlinear method. Compressed sensing theory guarantee the reconstruction for partial K-space data. In this paper, we first use compressed sensing framework to study MR image's sparse prior and then propose a comprehensive sparse prior reconstruction method for partial K-space. The main research contents and results are as follows:

1. Based on spike-slab sparse prior, we firstly propose a nonparametric Bayesian sparse representation method to solve the problem that optimization method based on adaptive dictionary learning is difficult to automatically determine the parameters of the sparsity, noise variance, or reconstruction residuals and then apply this method to MR image denoising. Experimental results have demonstrated proposed method obtains better denoising effect. In addition, automatical determination of the sparsity and noise variance have great significance for partial K-space data reconstruction method based on the CS theory.

2. As MR images simultaneously satisfies two sparsity characteristics , one is analytical dictionary such as wavelet and the other is adaptive dictionary based on image patches. In this paper, we propose a general partial K-space reconstruction framework which use both image-wise and patch-wise sparse prior and then under proposed framework we develop three partial K-space reconstruction models by applying different prior information.

- 1) We first use Bayesian sparse coding method with Beta process prior to model image patch and then reconstruct MR image with K-space data. Proposed BPrec model is simultaneously able to estimate local patch and noise variance and adapt to dictionary learning, when compared to other reconstruction method with patch-wise prior.
- 2) We introduce the GGD prior to model the wavelet coefficients and then combine the GGD prior with Bprec model to propose a BPrec+Wavelet mixtrue model. This model achieve double constraint by considering the sparsity of wavelet coefficients and image patches.
- 3) We apply Total Variation (TV) prior to restrict slice smoothness characteristics of the image and then combine the TV prior with BPrec model to propose a BPrec+TV mixtrue model.

For addressing the three models, we provide the Augmented Lagrangian Numerical algorithms respectively. Firstly, The algorithm obtains primary estimation by different sparse prior; Secondly, combining the K-space data to update the primary estimation with least square data fitting, and when the iteration ends, the primary estimation is the reconstruction result.

Numerical experiments are conducted on several MR images with a variety of sampling schemes. Experimental results demonstrate that proposed three reconstruction algorithms can increase the PSNR by 5-10db than the classic CSMRI

Key word: Magnetic resonance imaging; Compressed sensing; image-wise sparse prior; patch-wise sparse prior; General Gaussian distribution

目录

第一章 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 压缩感知理论研究现状	1
1.2.1 压缩感知的应用	2
1.2.2 压缩感知在核磁共振成像中的研究现状	3
1.3 论文主要内容和结构	4
第二章 压缩感知理论	6
2.1 压缩感知理论的基础	6
2.2 信号的稀疏表示	7
2.2.1 信号的稀疏性	7
2.2.2 稀疏表示	8
2.2.3 信号稀疏表示方法	11
2.3 传感矩阵	13
2.4 重构算法	14
2.4.1 贪婪算法	15
2.4.2 最优化方法	16
2.5 评价标准	20
2.6 本章小结	20
第三章 基于非参数贝叶斯的图像稀疏分解模型	21
3.1 前言	21
3.2 贝叶斯基础理论	21
3.2.1 贝叶斯公式	21
3.2.2 先验概率和后验概率	22
3.2.3 极大似然估计	23
3.2.1 极大后验估计	23
3.3 系数的稀疏先验	24
3.3.1 拉普拉斯分布	25
3.3.2 混合高斯分布	25
3.3.3 稀疏spike-slab先验	26
3.4 模型的建立	27
3.4.1 传统的稀疏分解模型	27
3.4.2 非参数贝叶斯稀疏表示	27
3.5 模型推理	29
3.5.1 蒙特卡洛方法	29
3.5.2 参数采样	29
3.6 实验结果	30
3.6.1 自然图像去噪	30
3.6.2 医学图像去噪	34
3.7 小结	35

第四章 基于综合稀疏先验的MR重建算法.....	37
4.1 前言	37
4.2 基于不同先验的MR重建方法	37
4.2.1 全局稀疏先验的MR重建.....	37
4.2.2 局部块先验的MR重建.....	38
4.3 基于综合稀疏先验的MR重建算法.....	42
4.3.1 块稀疏先验模型	42
4.3.2 全局先验模型	43
4.3.3 综合稀疏先验的MR重建框架.....	46
4.3.4 增强拉格朗日重建方法.....	50
4.3.5 TV+BP的MR重建方法.....	54
4.4 实验结果	57
4.4.1 实验参数讨论.....	57
4.4.2 重建实验.....	59
4.5 小结	68
第五章 总结与展望	69
5.1 总结	69
5.2 展望	69
参考文献	71
致谢	75
附录	76

Table of Contents

Chapter 1 Foreward	1
1.1 Backgroud of the subject	1
1.2 Theory research status of Compressed sensing	1
1.2.1 Application of Compressed sensing	2
1.2.2 Compressed sensing application for MRI	3
1.3 Main work and content arrangments of the thesis	4
Chapter 2 Compressed Sensing theory	6
2.1 Basis of Compressed sensing	6
2.2 Sparse Coding of signal	7
2.2.1 Sparsity of signal	7
2.2.2 Sparse coding	8
2.2.3 Summarize of sparse representaion methods	11
2.3 Sensing matrix	13
2.4 Reconstruction Methods	14
2.4.1 Greedy Methods	15
2.4.2 Optimization Algorithms	16
2.5 Objective evaluation criteria for the reconstructed images	20
2.6 Conclusions and discussion	20
Chapter 3 Image sparse coding based on Nonparametric Bayesian Model	21
3.1 Introduction	21
3.2 Bayesian basic theory	21
3.2.1 Bayesian formulation	21
3.2.2 Prior probability and posterior probability	22
3.2.3 Maximum likelihood estimation	23
3.2.4 Maximum posterior estimation	23
3.3 Sparse prior of coefficients	24
3.3.1 Laplace distribution	25
3.3.2 Mixture Gaussian distribution	25
3.3.3 Sparse spike-slab prior	26
3.4 Model construction	27
3.4.1 Traditional sparse coding model	27
3.4.2 Nonparametric Bayesian sparse coding	27
3.5 Model inference	29
3.5.1 Monte Carlo method	29
3.5.2 Parameter sampling	29
3.6 Experimental results	30
3.6.1 Denoising experiment for natural image	30
3.6.2 Denoising experiments for Medical Image	34
3.7 Conclusions and discussion	35
Chapter 4 MR Reconstruction model based on comprehensive prior	37

4.1 introduction	37
4.2 MR reconstruction based on different sparse prior	37
4.2.1 MR reconstruction based on image-wise prior	37
4.2.2 MR reconstruction based on patch-wise prior	38
4.3 MR reconstruction methods based on comprehensive prior	42
4.3.1 patch-wise prior model	42
4.3.2 Image-wise prior model	43
4.3.3 MR reconstruction frame based on comprehensive prior	45
4.3.4 Augmented Lagrangian reconstruction method.....	50
4.3.5 TV+BP renconstruction method	54
4.4 Experiment results	57
4.4.1 Experimental parameters	57
4.4.2 Reconstruction model	59
4.5 Conclusions.....	68
Chapter 5 Conclusion and expectation	69
5.1 Conclusion	69
5.2 Expectation	69
References.....	71
Acknowledgements	75
Appendix.....	76

第一章 绪论

1.1 研究背景

人类是通过感知对客观世界进行认识的，感知包括感性认知和理性认识两个阶段，这两个过程都离不开模拟和数字两个基本量。然而对于数字系统来讲，系统所处理的数据必须是离散的数字信号，将连续模拟信号转化为离散信号的过程称为采样。传统的信号采样遵循奈奎斯特采样定理：要使实信号采样后能够不失真还原，采样频率必须大于信号最高频率的两倍。为了对原始信号进行精确重建，就得提高采样频率，使之达到最高频率的 2 倍以上，然而提高采样频率的代价往往是很大的，况且真实的信号并不是严格带宽有限的。在某些特殊的场合，为了对信号减采样并防止混叠效应的产生，往往在采样前加入抗混叠滤波器，滤除采样定理要求的带宽之外的一些“小的”能量。

奈奎斯特采样定理一直是数字信号处理领域的基础理论，它支撑着信号采样、存储、分析处理、传输等每一个过程。然而随着人们对高效处理速度和更多存储空间的需求，奈奎斯特定理在数据采样上的缺陷日益凸显。由传统的信号传输模型可知，在采样量化后，为了对采集的信号做进一步的处理，需要对离散后的信号做去除冗余的处理。例如在视频传输的过程中，往往采取运动估计、运动补偿、变换编码等技术去除视频图像在时间和空间上的冗余，以减少传输带宽，提高传输效率。也就是说，按照奈奎斯特定理采集数据，获得的数据本身存在较大的冗余性，这就导致了采样的数据本身并不是全部有效的。既然传统的采集定理开始遭遇瓶颈，那么是否存在新的信号采集方法，使得在欠采样的情况下，仍然能够精确重建信号。

近年来一个新的研究成果——Compressive sensing (CS) 从理论上证明了欠采样下的信号重建是可行的。压缩传感是从信号的稀疏假设出发，利用随机传感矩阵获取测量数据，通过构造目标函数，利用优化或者贝叶斯等方法重建原始信号。

1.2 压缩感知理论研究现状

压缩感知 (Compressive sensing, CS) 首先是由 E. Candes、J. Romberg、T. Tao 和 D. Donoho 等科学家于 2004 年提出的。压缩感知理论一经提出，

就引起学术界和工业的界的广泛关注，在信息论、图像处理、光学/微波成像、大气、地质等领域得到广泛应用，并被美国科技评论评为 2007 年度十大科技进展。

CS 理论经过几年的发展已形成了分布 CS 理论 (Baron 等提出)、1-bit CS 理论 (Baranniuk 等人提出)、BCS 理论 (Carin 等提出)、无限维 CS 理论 (Elad 等人提出) 等，这些新理论为应用数学和工程理论的发展注入了新的活力。为了进一步研究 CS 理论，国外许多知名大学 (例如，麻省理工学院, 斯坦福大学, 普林斯顿大学, 莱斯大学, 杜克大学, 慕尼黑工业大学, 爱丁堡大学, 等等) 已成立专门的 CS 课题组; 2008 年西雅图 Intel, 贝尔实验室, Google 等知名公司也开始组织研究 CS; 国内关于 CS 理论的研究也已经拉开序幕, 中科院电子所、燕山大学、华南理工大学、北京交通大学等单位的研究小组已经开始着手 CS 理论的研究, 本人母校厦门大学相关院系的 CS 课题研究组也已经成立, 相信在不久的将来会有更多的学者加入到 CS 研究的行列中。

1.2.1 压缩感知的应用

在 CS 理论的推动下, 传统的信息理论、图像处理、模式识别、数据分析等分支学科又迎来了新一轮的发展。运用压缩感知原理, RICE 大学率先研制出了单像素照相机。这种相机突破了传统相机先采样后压缩的限制, 它采集的是通过传感矩阵映射的低维数据而每一个低维的数据都包含整幅图像的信息, 这就为低像素相机拍高质量的照片提供了可能; 在认知无线电方向, 压缩感知方法可以用较低的频率获得欠采样下宽带谱的随机样本, 然后在终端的处理器上估计出宽带谱感知结果, 这大大克服了以前用高采样率和多射频前端所带来的缺陷; 在医学领域, 特别是在磁共振成像领域, CS 理论受到了极大的关注。

磁共振成像 (Magnetic Resonance Imaging) 简称 MRI, 核磁共振完全不同于传统的 X 线和 CT, 它是一种生物磁自旋成像技术, 利用人体中的遍布全身的氢原子在外加的强磁场内受到射频脉冲的激发, 产生核磁共振现象, 经过空间编码技术, 用探测器检测并接受核磁共振信号, 输入计算机, 经过数据处理转换, 最后将人体各组织的形态形成图像, 以作诊断。

MRI 是利用磁场共振原理成像, 与传统的 X 线和 CT 相比, 它无电离辐射, 对人体的伤害小; 它能够直接扫描出器官的横断面, 管状面等各种体层的图像, 这避免了许多以往因手术前诊断不明而不得不进行的开颅、开胸、开腹探查, 使病人避免了不必要的手术痛苦以及探查性手术所带来的副损伤及并发症。由于核磁共振的自身成像特点, 它能给医生提供更加清晰、精细、分辨率高、对比度好、息量大的人体结构医学图像。所以它一出现就受到临床医生的欢迎, 目前已普遍应用于临床, 已成为一些疾病诊断必不可少的检查手段。

综上所述, MRI 具有无辐射, 多平面成像, 扫描参数多, 提供病理信息多, 软组织对比分辨率高等优点, 然而 MRI 的不足之处就在于成像速度慢, 人在测试过程中必须保持静止状态, 轻微的运动容易使成像过程中产生伪影, 影响临床的诊断。随着临床对器官动态成像需求的提高, 动态 MRI 技术应运而生, 这项技术目前主要用于监测、捕捉运动器官的动态过程, 例如心脏的收缩, 胃部的蠕动。动态 MRI 是以时空分辨率作为关键的技术指标, 因为高分辨的医学图像有利用观测、统计运动目标的活动特性, 能更好的为临床诊断提供准确的参考。然而, 由于物理和生理方面的限制, 现有的动态 MRI 技术在时空分辨上难以到达令人满意的水平。因此在 MR 的实际应用中, 如何在不改变现有硬件设备的基础上, 快速地获得更高时空分辨率的 MR 图像就成为了一个急需解决的重要问题, 而 CS 理论的引入将有助于解决上述问题。

1.2.2 压缩感知在核磁共振成像中的研究现状

目前为止, 在 MRI 领域 CS 理论已经取得了令人瞩目的成绩。M. Lustig, D. L. Donoho 等人是研究 MR 图像的空间冗余、变换域稀疏, 变密度采样的先驱者, 他们率先利用 MR 图像在小波域的稀疏性和空间域的变分性约束, 将 CS 理论成功应用于心脏成像、脑成像、快速三维血管造影等^[1] (CSMRI), 并取得良好的重建效果。在 M. Lustig 等人的研究基础上, 后人利用级联基底、Smoothed L0、Contourlet 变换等逼近方法对 MR 在变换域的稀疏进一步改进^[2], MR 图像的重建的效果得到进一步提高。随着 CS 理论的发展, 基于块稀疏的研究方法也被提出, K. Dabov 等在对局部块相似性研究的基础上, 提出了一种新的块匹配重建算法^[3], Akcakaya. M 利用块匹配的重建算法对中心采样的心脏图片进行重建, 并实现了在 4 倍下采样的 MR 图像的精

确重建^[4] (LOST)；Elad 等首先提出一种基于块稀疏的 CS 重建方法^[5]，Ravishankar 等人利用 KSVD 思想，提出一种基于自适应字典学习的 MR 重建算法 DLMRI^[6]。在相同测量数据的基础上，DLMRI 的效果比 Lustig 等人的方法，PSNR 提高了 4-18db，并且在同等重建精度的情况下，DLMRI 方法需要更少的重建数据。在动态 MRI 领域，韩国的 H. Jung 等将稀疏逼近算法 FOCUSS 方法拓展到连续帧的 MRI 重建^[7]，进一步利用运动估计、运动补偿的方法对连续帧的时空特性进行研究，并在理论上将经典的 k-t Blast/Sense 等方法统一在其 k-t FOCUSS 框架下；U. Gamper 等利用心脏等图像在时间维度的连续性，深入的挖掘时间轴方向的稀疏性，将 CS 理论成功运用于动态 MRI 成像，并取得了明显优于经典的 k-t BLAST 方法的效果^[8]；国内，基于 CS 理论的 MR 图像重建研究也初见成效，燕山大学的研究小组用 $L_p(0 < p < 1)$ 范数代替常用的 L_1 范数作为目标函数，重建的性能得到进一步提高；而在医学图像的后处理方面，南方医科大学的陈武凡教授、中科院自动化所蒋田仔教授、清华大学的胡广书教授等课题做都开展了卓有成效的研究；本人所在实验室课题组对 MR 图像的稀疏性、重建算法等方面也进行了深入探索。总体而言，目前基于 CS 理论的 MR 重建应用还处于发展阶段，基于全局稀疏约束的 MR 重建方法上已取得较大的突破^[1,2]，相对而言基于局部块相似的研究才刚刚起步，传统的全局分析变换（如小波、DCT）对图像结构信息的捕获是有限的，新的研究方法应该从图像自身的结构信息出发，考虑如何从图像本身提取有效的结构信息。现有的基于局部块重建的方法主要有 LOST^[4] 和 DLMRI^[6] 方法，这两种方法也都存在潜在的缺陷：LOST 方法重建中，噪声阈值往往是难以估计的，而在 DLMRI 中，重建的效果很大程度上依赖局部块的稀疏度，而这个稀疏度往往是未知的，另一方面，在某些特定情况下需要对噪声的方差进行估计，前面的两种方法都不能从理论上给出噪声方差估计的方法。总结前人的工作，要获得更好的 MR 图像重建效果，就要综合考虑全局稀疏性、块局部相似性、自适应字典算法等方面的因素，并利用压缩传感理论解决 MR 成像过程中时空分辨率难以兼顾的难题。

1.3 论文主要内容和结构

论文首先将介绍CS理论的基本框架，对CS理论三个基本组成进行分析，重点介绍CS的重构算法。随后论文将重点论述一种基于spike-slab稀疏先验的自适应字典重建方法，并进一步拓展其应用。在自适应字典学习算法的基础上，综合MRI的全局稀疏和局部相似性，提出一种基于综合先验的MR重建框架，在此框架下，本文将提出三种解决方案。论文的具体安排如下：

第一章 介绍了压缩感知提出的背景，压缩传感的研究现状，在压缩传感的具体应用中，重点介绍了MRI技术面临的技术难题和CS理论在MRI成像过程中起到的关键作用。

第二章 首先从数学上给出压缩感知的定义、压缩感知的数学模型及其解决方法，然后分别阐述压缩感知构成的三个部分即：信号的稀疏性，传感矩阵的设计和重建算法，其中重点阐述几类常见的稀疏重建算法和他们的发展历程。

第三章 本文首先提出一种基于spike-slab稀疏先验的非参数贝叶斯自适应字典重建方法，文章将重点描述模型的建立过程和求解方法，其次本文将该方法应用到MR去噪领域，与前人的方法对比，本文提出的方法都能够取得较好的去噪效果。

第四章 文章将综合块稀疏和全局稀疏先验，提出 MR 图像下采样重建的一般框架。

1. 为了求解本文提出的框架问题，本文首先引入非参数的 β 过程对图像的块稀疏进行建模，提出了初步的局部先验的重建算法 BP。
2. 针对全局变换特性，本文利用经典的 GGD 先验描述变换域稀疏系数的性质，提出了 MR 的重建算法 BP+Wavelet。
3. 为了更有效的提取保持 MR 边缘特性，本文利用图像全局的 TV 作为全局稀疏先验，提出了本文框架的重建算法 BP+TV，通过实验证明本文提出的三种重建算法在不同图像，不同采样率的情况下都可以获得良好的 MR 重建效果。

第五章 是结束语，回顾总结论文的工作，指出进一步的研究方向。

最后是参考文献和致谢。

Degree papers are in the "[Xiamen University Electronic Theses and Dissertations Database](#)". Full texts are available in the following ways:

1. If your library is a CALIS member libraries, please log on <http://etd.calis.edu.cn/> and submit requests online, or consult the interlibrary loan department in your library.
2. For users of non-CALIS member libraries, please mail to etd@xmu.edu.cn for delivery details.

厦门大学博硕士论文摘要库